

Neurale netwerken en het symbolisch paradigma : bouwen aan de zesde generatie

Citation for published version (APA):

Hudson, P. (1991). *Neurale netwerken en het symbolisch paradigma : bouwen aan de zesde generatie*. Rijksuniversiteit Limburg. <https://doi.org/10.26481/spe.19910614ph>

Document status and date:

Published: 14/06/1991

DOI:

[10.26481/spe.19910614ph](https://doi.org/10.26481/spe.19910614ph)

Document Version:

Publisher's PDF, also known as Version of record

Please check the document version of this publication:

- A submitted manuscript is the version of the article upon submission and before peer-review. There can be important differences between the submitted version and the official published version of record. People interested in the research are advised to contact the author for the final version of the publication, or visit the DOI to the publisher's website.
- The final author version and the galley proof are versions of the publication after peer review.
- The final published version features the final layout of the paper including the volume, issue and page numbers.

[Link to publication](#)

General rights

Copyright and moral rights for the publications made accessible in the public portal are retained by the authors and/or other copyright owners and it is a condition of accessing publications that users recognise and abide by the legal requirements associated with these rights.

- Users may download and print one copy of any publication from the public portal for the purpose of private study or research.
- You may not further distribute the material or use it for any profit-making activity or commercial gain
- You may freely distribute the URL identifying the publication in the public portal.

If the publication is distributed under the terms of Article 25fa of the Dutch Copyright Act, indicated by the "Taverne" license above, please follow below link for the End User Agreement:

www.umlib.nl/taverne-license

Take down policy

If you believe that this document breaches copyright please contact us at:

repository@maastrichtuniversity.nl

providing details and we will investigate your claim.

NEURALE NETWERKEN EN HET SYMBOLISCH PARADIGMA: BOUWEN AAN DE ZESDE GENERATIE

Rede

uitgesproken bij de aanvaarding van het ambt van bijzonder hoogleraar in de Taalkunde, in het bijzonder Neurale Netwerken en Psycholinguistische Processen, vanwege de Stichting Wetenschappelijk Onderwijs Limburg aan de Faculteit der Algemene Wetenschappen van de Rijksuniversiteit Limburg op vrijdag 14 juni 1991

door

Dr. P.T.W. Hudson

Rijksuniversiteit Limburg, Maastricht, 1991

Copyright 1991 by Patrick Hudson. Niets uit deze uitgave mag worden verveelvoudigd en/of openbaar gemaakt, door middel van druk, fotocopie, microfilm of op welke andere wijze ook, zonder voorafgaande toestemming van de auteur.

Mijnheer de Rector Magnificus,

Dames en Heren verbonden aan de Rijksuniversiteit Limburg,

en voorts gij allen, die deze plichtigheid met uw aanwezigheid hebt willen vereren,

Zeër gewaardeerde toehoorders!

Inleiding

Elke keer als u een krant openslaat, kunt u lezen over de meest uiteenlopende ontwikkelingen op het gebied van technologie. Koplopers in deze ontwikkelingen zijn de informatica en de computertechnologie. De hardware wordt steeds kleiner en sneller en de programma's worden steeds slimmer en af en toe zelfs gebruikersvriendelijker. In de nabije toekomst mogen wij verwachten dat de computer steeds meer aan het oog onttrokken zal worden, zoals dat nu al op de werkplek en thuis te bespeuren valt, waarbij u bijvoorbeeld aan wasmachines kunt denken. Zo mogen wij verwachten dat in plaats van dat er een toenemend aantal computers op bureaus zal verschijnen, de bureaus zelf in toenemende mate intelligenter zullen worden.

Veel van de taken waarvan wij graag zouden zien dat zij door deze getalskrakers uitgevoerd worden, zijn bijzonder complex. Dit zal niemand verbazen; als zij niet zo ingewikkeld waren, dan was dit probleem reeds lang opgelost. Een gevolg van deze gedachtegang is de nog steeds voortdurende ontwikkeling van krachtiger en snellere computers. De krachtigste computers ter wereld staan niet in Amerika of in Japan maar hier, in deze ruimte. Een ieder van u is in staat om prestaties te leveren die de mogelijkheden van de hedendaagse supercomputers ver te boven gaan. Vandaag wil ik u iets vertellen over de manier waarop wij een dezer dagen de computer van de toekomst kunnen bouwen. Ik zal u een aantal principes uiteenzetten die al in ruime mate bekend zijn en die wij al gebruiken in het ontwerpproces. De computers van de toekomst zoals ik mij die voorstel, zullen in belangrijke mate afwijken van de computers zoals wij die gewend zijn om in onze omgeving aan te treffen.

Een groot aantal van de taken waarvan wij willen dat ze door computers uitgevoerd gaan worden, weerspiegelen mogelijkheden en vaardigheden die wij bij mensen als vanzelfsprekend achten. Dit zijn taken waarin onze zeer flexibele zintuig- en begripsvermogens aangesproken worden. Het zijn onder andere deze vaardigheden die ons in staat stellen te communiceren met zo'n machine mits zo'n machine gebruikersvriendelijk genoeg is. Voordat wij het stadium bereiken waarin de computer een ware dienaar van de mens wordt, moeten wij precies weten hoe wij zulke vaardigheden kunnen implementeren. Een mogelijkheid om dit te bereiken is het vergaren van voldoende kennis over het menselijk brein, dat wij voor het gemak als computer beschouwen, en te kijken hoe dit zijn taken uitvoert. De op deze wijze verworven kennis kan mogelijkwerwijs bijdragen tot het ontwerp en bouwen van toekomstig generaties computers. Maar het probleem is dat de menselijke of dierlijke hersenen een groots en zeer complex studie-object zijn. Het merendeel van onze kennis beperkt zich tot het gebied van de anatomie van de hersenen. Deze kennis kan vergaard worden door met het blote oog of een eenvoudige microscoop de hersenen te bestuderen. Ook kan men in het laboratorium onderzoeken hoe individuele hersencellen werken. Echte problemen ontstaan pas als deze vergaarde kennis over individuele hersencomponenten gebruikt gaat worden om de werking van de hersenen als geheel te beschrijven. Het is belangrijk om inzicht te krijgen in de mate waarin onderzoek op anatomisch of neurofysiologisch niveau antwoord geeft op een vraag als: 'Hoe doet een brein wat een brein doet?' Alleen antwoord op deze vraag kan ons leren in of en in hoeverre de techniek van 'Reverse Engineering', een methode waarbij op basis van biologische beginselen een technisch ontwerp gemaakt wordt, haalbare en nuttige ideeën oplevert om met kennis van de hersenen een computer te ontwerpen.

In 1943, bij de geboorte van de moderne computer¹, publiceerden McCulloch en Pitts een artikel waarin zij een eerste poging deden om de principes te beschrijven over de manier waarop de hersenen hun rekentechnische wonderen verrichten. De hersenen zijn, net als de rest van ons lichaam, opgebouwd uit cellen. De mens heeft gemiddeld ongeveer 10.000.000 miljoen hersencellen of neuronen die allemaal volgens hetzelfde principe lijken te werken. Iedere cel is verbonden met vele andere cellen. Een cel 'vuurt' als hij voldoende prikkels van andere cellen heeft ontvangen. Het vuren van die ene hersencel op zijn beurt prikkelt weer andere cellen die met zijn output zijn verbonden. Netwerken ontstaan door de hersencellen aan elkaar te knopen. McCulloch en Pitts gaven de aanzet tot een beter inzicht in de werking van zulke netwerken. Volgens hen is het niet zozeer belangrijk om te weten hoe één enkele cel werkt, hoewel dit tot nu toe het belangrijkste onderwerp van onderzoek is geweest, maar hoe het geheel, het netwerk, in staat is om zoveel verschillende en complexe taken uit te voeren.

De meeste van u zullen nog niet bekend zijn met kunstmatige neurale netwerken. Ik zal daarom zo kort en eenvoudig mogelijk uitleggen wat het zijn en hoe ze werken. Daarna zal ik u inleiden in wat wel als de grootste uitdaging voor dergelijke netwerken gezien wordt: het verwerken van Natuurlijke Taal. Juist door het gebruik van taal onderscheidt de mens zich meer dan door andere vaardigheden van andere levende wezens. Ons van nature aanwezige neurale netwerk is in staat om Natuurlijke Taal te verwerken; dat is wat uw netwerken op dit moment aan het doen zijn. De kernvraag is: 'Wat maakt het verwerken van natuurlijke taal zo moeilijk voor kunstmatige netwerken?' De bijna vanzelfsprekende neiging van wetenschappers om liever moeilijke dan eenvoudige problemen te onderzoeken maakt dat de combinatie van taal en neurale netwerken een uitdagend probleem vormt. Deze handschoen wil ik graag opnemen.

Het gebied dat ik wil uitdiepen op zoek naar een oplossing voor het probleem van de verwerking van taal, is dat van de architectuur. Architectuur is het plan op basis waarvan verschillende losse onderdelen samengevoegd worden. Van eenvoudige bakstenen en rotsblokken kunnen wij huizen, paleizen en kathedralen bouwen. De architectuur geeft de manier aan waarop dergelijke bouwwerken geconstrueerd moeten worden. Bij neurale netwerken verwijst de architectuur naar de 'bedradingsschema's' en de manier waarop verschillende onderdelen bepaalde taken kunnen uitvoeren. Het zal blijken dat voor het uitvoeren door een computer van ingewikkelde en interessante taken ook, weliswaar uit eenvoudige onderdelen samengestelde, ingewikkelde en interessante structuren nodig zijn. De hersenen hebben een rijke verscheidenheid aan structuren en een dergelijk complexe architectuur treft men ook aan bij grote kunstmatige neurale netwerken. Dit leidt tot mijn laatste punt: hoe kunnen wij de computer van de toekomst daadwerkelijk bouwen?

Een analyse van twee wat duistere onderwerpen, neurale netwerken en Natuurlijke Taal, kan ons helpen om te voorspellen hoe de volgende generatie computers eruit zal komen te zien. Deze volgende generatie zal veel sterker lijken op de 'rekenmachines' in deze zaal, uw hersens, dan welke tegenwoordig verkrijgbare machine dan ook. Het programma om deze volgende generatie computers te ontwerpen en bouwen heeft nu al de naam van de 'Zesde Generatie' gekregen. Het beoogt een vervolg te zijn op het Japanse 'Vijfde Generatie' programma om een kunstmatig intelligente computer te bouwen uit de tachtiger jaren. Hoewel deze toekomstige ontwikkelingen soms op science-fiction-verhalen lijken, hoop ik dat mijn rede u wat meer inzicht in deze grote sprong in technologische vooruitgang zal brengen.

Neurale Netwerken

De eerste vraag die beantwoord dient te worden is: 'Wat zijn neurale netwerken?'. We beschouwen een enkele hersencel, een neuron, die wordt aangeslagen of geactiveerd als

hij prikkels krijgt van andere hersencellen. Als een cel voldoende wordt geprikkeld, zal deze op zijn beurt ook 'vuren', daarmee een electro-chemische puls uitzenden langs zijn axon, een lange vezel die aansluitingen heeft met andere hersencellen. Deze aansluitingspunten worden synapsen genoemd en de ontvangende onderdelen van de cel dendriten. Zij ontleen hun naam aan de boomachtig structuren die zichtbaar worden onder een microscoop. Een hersencel heeft tussen 5.000 en 100.000 aansluitingen van andere cellen en maakt zelf verbinding met honderden of zelfs duizenden andere cellen.

De natuurlijke cellen staan model voor de kunstmatige cellen, soms knopen genoemd om hun kunstmatige natuur te onderstrepen. Een knoop heeft een lijst van alle andere knopen waarmee hij verbonden is en dus voor zijn inputs zorgen. Daarnaast is er voor elke aansluiting een gewicht aangegeven dat het belang aangeeft van deze verbinding. Een hoog gewicht geeft aan dat een binnenkomende puls als belangrijk beschouwd moet worden. Deze gewichten kunnen positief of negatief zijn. Dit sluit aan bij het neurofysiologisch onderscheid tussen exciterende en inhiberende synapsen. Een binnenkomende puls met een positief gewicht *verhoogt* de kans dat de ontvanger zelf zal vuren of een grotere output activatie zal vertonen. Een puls met een negatief gewicht daarentegen *verlaagt* de kans op vuren. Het is belangrijk om op te merken dat een knoop en een cel uitsluitend zijn gedefinieerd in termen van inputs en niet door kennis over waar de outputs naar toe gaan. Het is de input die het gedrag bepaalt en niet de kennis over wat er met de output gebeurt. Het gedrag van een knoop wordt niet beperkt of gestuurd door enig inzicht in de effecten die dit gedrag kan veroorzaken.

Voor de meeste interessante kunstmatige neurale netwerken geldt dat de functie die voor een knoop bepaalt of hij wel of niet zal vuren, waarbij de hoeveelheid binnengekomen en gewogen activatie in acht genomen is, een niet-lineaire is. Er is dus geen directe eenduidige relatie tussen input en output. Er zijn twee mogelijkheden. Ten eerste: als de gewogen som van de activiteiten een drempelwaarde te boven gaat, kan de knoop vuren. Dit is een 'alles of niets' situatie. Ten tweede: het is ook mogelijk dat een verhoogde gewogen input een continue, verhoogde output geeft, zonder dat er eenvoudige relatie is tussen de output en de input. In beide gevallen heeft de niet-lineariteit tot gevolg dat bij lage gewogen input zelfs relatief grote veranderingen weinig invloed op de output hebben. Dit geldt ook voor de situatie waarbij de gewogen input de maximale waarde benadert heeft. Daartussen zit een kritisch middengebied, waarin zelfs kleine veranderingen grote effecten kunnen hebben. Dit kan men opvatten als een versie van het drempelsysteem. Het 'alles-of-niets'-systeem klappt van geen activatie om naar maximale activatie als een drempelwaarde overschreden wordt. Het meer variabele systeem vertoont in het kritische gebied een snel variërende activatie, terwijl het redelijk ongevoelig is voor variaties in input bij zeer lage of zeer hoge activatieniveaus. Dit betekent dat een knoop, en waarschijnlijk ook een hersencel, een beslissing neemt, gebaseerd op de totale som van zijn inputs. Dit beslispunt komt tot uiting in de output van de knoop.

In 1943 maakten McCulloch en Pitts² modellen van zeer eenvoudig combinaties van neuronen die wij nu zien en zelfs kopen als logische schema's, poorten en schakelaars in alle digitale computers. Zij hebben ook de basis gelegd voor de wiskundige achtergronden van rekenmachines: de automatatheorie (waarover straks meer). De volgende stap werd genomen door de Canadese psycholoog Donald Hebb. Hebb³ toonde aan hoe een hersencel zijn output-gedrag zou kunnen aanpassen aan zijn input, met andere woorden, kunnen leren van zijn ervaringen. Als een cel gevuurd heeft, zouden de inputs die positief hebben bijgedragen aan het vuren 'beloond' kunnen worden met een kleine verhoging van de gewichten, terwijl de anderen gestraft zouden kunnen worden met een vermindering van de gewichten. Een knoop kan dus leren door meer gevoelig te worden voor nuttige input en minder gevoelig voor alle andere prikkels. Hebb kwam ook met het idee dat informatie bewaard kon blijven in kleine groepen van zenuwcellen die een soort van echoënde kring zouden kunnen vormen. Hij noemde de structuren Cell Assemblies. Met deze Cell Assemblies heeft Hebb de aandacht verplaatst naar gedetailleerde kleine-schalige structuren. Hij week hiermee af van het tot dan toe gangbare model van Karl Lashley, die de werking van de hersenen verklaarde met behulp

van het begrip 'Mass Action', waarbij de hersenen werden voorgesteld als een ongedifferentieerde en ongespecialiseerde massa⁴.

Het Perceptron en de Neergang van het Neurale Netwerk.

Met het werk van mensen zoals McCulloch, Pitts en Hebb werd de interesse voor neurale netwerken, hun mogelijkheden om ondanks schade te blijven werken, en hun potentieel voor zelforganisatie aanzienlijk aangewakkerd. Het onderzoek dat in de jaren vijftig plaatsvond, bestond echter uit nogal ongestructureerde demonstraties van voornamelijk kleinschalige problematiek. Met behulp van deze nieuw verworven inzichten construeerde Rosenblatt een netwerk dat hij 'Perceptron' noemde⁵. Perceptrons waren betrekkelijk eenvoudige structuren die in staat waren iets te leren. Deze simpele structuren kristalliseerden zich uiteindelijk uit in een twee-lagenmodel. In dit model is de eerste laag verbonden met de input-kant. Een voorbeeld van input kan een handgeschreven letter zijn. De output van de eerste laag dient op zijn beurt weer als input voor de tweede laag, waar beslissingen genomen worden. Er kunnen bijvoorbeeld 26 knopen zijn die elk gekoppeld zijn aan een letter in het alfabet. Voor een perceptron is uitsluitend de aard van de eerste input van belang en niet zozeer de preciese samenstelling. Aangezien het niet altijd duidelijk is wat er nu eigenlijk berekend moet worden, is het zelflerende karakter van het systeem erg aantrekkelijk. Dit betekent dat het systeem het vermogen heeft om zich op zodanige wijze te organiseren dat het op optimale wijze met de gegevens om kan gaan die het aangeboden krijgt. Een andere eigenschap van een dergelijk systeem is dat met veel onderling verbonden elementen ook ruizige, van veel storingen voorziene, input goed en snel onderscheiden en verwerkt kan worden. Indien enkele knopen aan de input zijde ontbreken, zal dit maar weinig effect hebben op het al niet herkennen van relevante informatie.

Deze eigenschappen, het vermogen om te leren en de zelf-organisatie en zekere tolerantie voor fouten zijn zeer aantrekkelijk. Digitale computers zijn helemaal niet verdraagzaam en hebben nogal wat software nodig om überhaupt te werken, laat staan te werken onder ruizige omstandigheden. Het zijn juist deze omstandigheden die we in het dagelijks leven, buiten het laboratorium, aantreffen. Het was deze tolerantie die onderzoekers in de jaren 50 ertoe aanzette om neurale netwerken daadwerkelijk te bouwen. Uiteindelijk verzeilen de meeste elektronische en digitale computers een hoge mate van nauwkeurigheid. Een storing velt een computer in zijn geheel en hij is niet meer in staat om goed te functioneren. De machines die uiteindelijk gebouwd werden door de neurale netwerk onderzoekers zaten zeer vernuftig in elkaar, al waren ze weinig praktisch. Ze waren in staat om ondanks slecht soldeerwerk en zelfs loszittende draden nog steeds hun werk te doen.

Een van de onderzoekers was de wiskundige Marvin Minsky⁶. Samen met zijn collega Seymour Papert was hij tot de overtuiging gekomen dat het werk tot nu toe, hoewel erg leuk om te doen, in wezen op drijfzand was gebouwd⁷. De apparatuur bleek bij complexere voorbeelden niet goed te functioneren, zelfs indien er meer apparatuur bijgehaald werd. Met andere woorden: sommige problemen konden ze helemaal niet aan, en andere onvoldoende. Minsky en Papert ondernamen de taak de Perceptrons van een wiskundige basis te voorzien. Terwijl zij dit deden ontdekten zij wat de Perceptrons in hun tweelagige variant eigenlijk deden. Zij ontdekten dat deze uitsluitend een onderscheid konden maken en iets leren van zogenaamde 'lineair onderscheidbare' groepen patronen, de zogenaamde lagere orde problematiek. De effectiviteit van het beslissingsdeel werd uitsluitend bepaald door de mate waarin lineair onderscheidbare groepen van stimuluspatronen gemaakt konden worden.⁸

Hoewel Perceptrons zelflerend zijn, wat op zich een belangrijk voordeel was boven systemen waarbij de precieze onderscheidingsregels gedefinieerd moesten worden, was

het gebruik van Perceptrons toch geen panecée. Inderdaad konden meer complexe Perceptrons gecompliceerdere problemen aan, maar de crux van hun argumenten was, dat de groei van het netwerk altijd groter moest zijn dan de toenemende grootte van de problemen waar ze op los gelaten konden worden⁹. Het resultaat van Minsky en Papert's werk was een vrijwel onmiddellijke ineenstorting van een hele tak van wetenschap. De bronnen van fondsen in de Verenigde Staten droogden op en de onderzoekers richtten zich weer op nieuwe terreinen teneinde om nieuwe bronnen aan te boren. In een latere versie van de introductie en epiloog van hun boek beargumenteerden Minsky en Papert dat het toch tijd was voor een snoeiing in dit veld en dat zij niet zo zeer een oorzaak waren maar meer een gevolg van de tijdgeest. Heel interessant en toch vaak over het hoofd gezien of verkeerd begrepen is dat de auteurs van dit boek toch optimistisch bleven over neurale netwerken. Zij spraken de hoop uit dat deze op een solidere onderbouwde grondslag geplaatst zouden worden.

Het Symbolisch Paradigma

In de jaren vijftig ontstond er een geheel nieuwe benadering om inzicht te krijgen in de wijze waarop gecompliceerde intellectuele functies uitgevoerd konden worden. Voortbouwend op ideeën van mensen als Turing en inzichten die al een wat langere historie in de filosofie hebben, ontstond de wetenschap van de Kunstmatige Intelligentie. In de heersende stroming werd de werking van processen uitgedrukt in de bewerking van symbolen. Deze processen konden een gedrag vertonen dat we gewoonlijk als intelligent of intelligentie vereisend bestempelen. Minsky, de belangrijke neurale-netwerk-onderzoeker, was ook een van de grondleggers van deze nieuwe symbolische benadering. Dit houdt in, dat er afzonderlijke symbolen zijn die voorwerpen, of relaties tussen voorwerpen, in een machine representeren en daarop bewerkingen kunnen loslaten die eenduidig gedefinieerd zijn en tot zichtbare resultaten leiden. Dit is een duidelijk andere richting dan de netwerkbenadering, waarin de informatie werd samenvoegd en vaak over een aantal verwerkingsknopen is verdeeld.

De ontwikkeling van de artificiële intelligentie ging in het begin stapvoets en had veel minder te verduren van de opgeblazen en overspannen verwachtingen die samen met de publikatie van Minsky en Papert's werk in 1969 de oorzaak geweest waren van het abrupt beëindigen van het onderzoek naar neurale netwerken. Het onderzoek richtte zich voornamelijk op het analyseren en nabootsen van specifiek menselijke vaardigheden, zoals visuele perceptie en Natuurlijke Taal. Men getroostte zich veel inspanning bij het onderzoek naar het vraagstuk hoe kennis gerepresenteerd dient te worden en hoe dan met behulp van die kennis logische gevolgtrekkingen gemaakt kunnen worden. Deze kennis werd heel expliciet weergegeven en de systemen voor de logische gevolgtrekkingen werden meestal gericht op het vinden van algemene methoden, ongeacht het onderwerp, voor het bereiken van de specifieke doeleinden van dat onderzoeksonderwerp. De symbolische benadering leidde onder andere tot de ontwikkeling van het expert-systeem. Dit is een computer-programma dat een menselijke expert nabootst en zijn of haar kennis weergeeft, meestal in de vorm van expliciete regels.

Karakteristiek voor de symbolische benadering is een invloedrijk programma van Newell, Shaw en Simons: de General Problem Solver¹⁰. Zij brachten als eersten het idee naar voren dat het oplossen van een probleem in de ruimste zin gezien kan worden als een serie overgangen van een begintoestand naar de gewenste eindtoestand. Voorbeelden zijn spelen zoals dammen, schaken en go, waarin iedere tussenliggende stand op het bord gezien kan worden als een toestand. Het probleem wordt vervolgens in een zodanige vorm gegoten dat er gezocht wordt naar de beste weg door het woud van mogelijke varianten om het gewenste doel te bereiken. Interessant worden problemen pas voor de Kunstmatige Intelligentie als deze niet langer met brute kracht opgelost kunnen worden. Heuristieken, effectieve vuistregels, kunnen worden toegepast om de complexiteit en omvang van de zoekruimte te verminderen. Wat deze benadering echt onderscheidt van

de netwerkbenadering is het gegeven dat de toestanden en overgangen en zelfs de heuristieken *zelf* ook onderwerpen zijn waarmee en waarover berekeningen uitgevoerd kunnen worden. Kunstmatige intelligentie kan opgevat worden in termen van Newell's Physical Symbol System-hypothese, waarin intelligentie gezien wordt als een functie van het systeem, ongeacht de vraag hoe dat systeem geïmplementeerd is¹¹. Ik zal op het symbolisch paradigma later terugkomen.

Het Logogen en de opkomst van PDP

Slechts een klein aantal onderzoekers zette het werk in de neurale netwerk traditie voort. Binnen de experimentele psychologie bleef de meer algemene notie van een systeem dat aanwijzingen kan combineren, door de Engelsman John Morton 'Logogen' genoemd¹², een vruchtbare bodem bieden om gedrag te verklaren als het herkennen van woorden onder moeilijke omstandigheden of wanneer betekenis een rol speelt waardoor woorden gemakkelijker te herkennen zijn. In San Diego begon een groep onder leiding van Don Norman¹³ en met de psycholoog David Rumelhart gedetailleerde modellen voor woordherkenning te maken die zeer succesvol waren in het voorspellen en verklaren van antwoorden op vragen als: 'Hoe zie je een woord dat maar een fractie van een seconde zichtbaar is?' en: 'Wat voor fouten maak je dan?' Rumelhart en McClelland¹⁴ ontwikkelden dit model verder en vormden de PDP onderzoeksgroep¹⁵. PDP staat voor Parallel Distributed Processing en geeft al aan dat hun interesse ligt in het afwijken van het pad waarop zeer nauwkeurig omschreven modellen van mentale processen worden gebruikt waarin de antwoorden op bovenstaande vragen eigenlijk al opgesloten liggen in de manier waarop de modellen in eerste instantie waren opgesteld.

PDP bracht een zeer succesvolle architectuur en lerend algoritme voort. Ik breng bij u weer in gedachte de Perceptrons met hun twee lagen, die door Minsky en Papert's werk de kwalificatie van 'oninteressant' hadden gekregen. De nieuwe ontwikkeling behelsde het invoegen van een derde, tussenliggende, laag, de 'verborgen' laag genoemd. Bij het leerproces wordt gebruik gemaakt van het verschil tussen de gewenste en werkelijke eindtoestand. Dat verschil wordt weer teruggevoerd in het netwerk waarbij de gewichten worden aangepast, eerst tussen de verborgen laag en de uitvoer laag en dan van de verborgen laag naar de invoer laag. Deze techniek, hoewel vrij traag, werkt goed en heeft geen last van de beperking dat er alleen lineair onderscheidbare patronen onderscheiden kunnen worden. Daardoor is dit zogenaamde Back Propagation of Errors¹⁶, kortweg Back-Prop, zeer populair geworden.

In de jaren zeventig en tachtig werden ook andere disciplines dan psychologie geïnteresseerd in deze benadering. De Fin Tuevo Kohonen onderzocht het vermogen van netwerken om informatie te onthouden¹⁷. Voorbeelden zijn het reconstrueren en herkennen van gezichten van onduidelijke foto's of foto's waarvan slechts enkele onderdelen zichtbaar zijn. De natuurkundige Hopfield en zijn collega Tank¹⁸ ontwikkelde een zeer eenvoudig netwerk om zeer moeilijke problemen zoals het klassieke handelsreizigersprobleem op te lossen. In dit probleem is er een handelsreiziger die een aantal steden moet bezoeken in de kortst mogelijke tijd of door het minste aantal kilometers te rijden. Een voorwaarde hierbij is, dat hij elke stad slechts eenmaal mag bezoeken. Een kenmerk van de Hopfield-Tank¹⁹ netwerken is dat iedere knoop is verbonden met alle andere knopen: totale interverbondenheid. In een toepassing van het handelsreizigersprobleem representeren de knopen de steden en positie in de rondreis, de gewichten representeren de afstanden tussen de steden en zorgen ervoor dat er vanuit elke positie slechts één volgende stad gekozen kan worden. De netwerken van Kohonen zijn twee-dimensionaal, maar hebben niet de eigenschap van totale interverbondenheid: iedere knoop is slechts verbonden met de relatief dichtbijzijnde burens.

Natuurlijke Taal

Gelijktijdig met het ter ziele gaan van de neurale netwerken aan het eind van de jaren zestig kwam de alternatieve symbolische benadering op. Het verwerken van taal, bestaand uit woorden en hun betekenis, is misschien wel de meest symbolische activiteit die er is. Het probleem met het verwerken van taal is hoe we, bijvoorbeeld in het geval van spraak, aan klanken betekenis kunnen hechten. Woorden hebben betekenissen, anders gezegd: woorden worden gerepresenteerd door symbolen in het hoofd van zowel de spreker als de luisteraar. Veel onderzoek wordt gedaan naar de vraag hoe we fysische prikkels, de geluidsgolf, als woord kunnen interpreteren. Het woord lijkt het meest belangrijke deel van taal. Dit gaat zeker op wanneer we ons een nieuwe taal eigen proberen te maken; het zijn de woorden die we moeten leren, zeker van talen die weinig of niets gemeen hebben met de taal of talen die we al kennen.

Woorden op zichzelf zijn nog geen taal. Chimpansees en gorilla's kunnen ook woorden gebruiken, met hulp van gebarentaal of het plaatsen van verschillende vormen op een bord. Zij missen echter de essentiële, volgende stap: het met dezelfde woorden zeggen van verschillende dingen. We kunnen oneindig veel combinaties van woorden maken door woorden in zinsverband bij elkaar te zetten. 'Man bijt hond' is nieuws, 'Hond bijt man' niet, behalve dan natuurlijk voor de man die gebeten wordt. De precieze wijze waarop we woorden kunnen samenvoegen is vastgelegd in de grammatica van een taal, waaronder de syntaxis of zinsbouw. Het lijkt erop dat onze meest nabije biologische familie op het niveau van de syntaxis heel ver van ons af staat. De manier waarop zij zich kunnen uiten blijft beperkt, hoe verbazingwekkend goed ze ook kunnen zijn in het overbrengen van een bepaalde boodschap. In beschouwingen over eigenschappen van de *menselijke* taal, waaraan Noam Chomsky belangrijke nieuwe impulsen heeft gegeven²⁰, wordt erkend dat wat voor systeem ook in staat moge zijn om natuurlijke taal te verwerken, het in staat moet zijn om overweg te kunnen met het gegeven dat er een oneindig aantal mogelijke zinnen is. Niet dat iemand trouwens meer dan een heel klein gedeelte van het totaal aan mogelijke zinnen ooit zal horen of zeggen. Een wezenlijk probleem is, dat er in principe geen manier is om de bovengrens van de lengte of complexiteit van een zin vast te leggen. Praktische of 'uitvoeringstechnische' redenen kunnen beperkingen opleggen met betrekking tot wat wij ook werkelijk kunnen zeggen, maar de grenzen zijn rekbaar. Een op wetenschappelijke gronden beargumenteerde limiet zou ons in staat stellen om een duidelijke grens te bepalen voor eigenschappen als zinslengte of grammaticale complexiteit. Wat we gevonden hebben, is echter dat de grenzen rekbaar zijn en zelfs door oefening wat verlegd kunnen worden.

Er is nogal wat verwarring over de vraag of taal beschreven moet worden in termen van communicatie, wat uiteindelijk de belangrijkste functie is, of als een bijzonder en uniek formeel systeem. De formele benadering, waartoe de aanzet gegeven werd door Chomskyaanse grammaticalisten, plaatst sterke nadruk op de soort symbolen en de eigenschappen van de bewerkingssystemen die deze symbolen kunnen gebruiken. De in overwegende mate functionele benadering plaatst taal voornamelijk in zijn omgeving. Feit blijft, dat het 'oneindigheidprobleem' niet opgelost is en de verbazingwekkende beperking van de 'grote apen', ondanks hun relatief grote communicatieve vaardigheden, maakt dit nog eens duidelijk. Een verklaring voor dit probleem is tot nu toe nog niet gegeven. Wat we willen, is niet alleen eenvoudigweg een bepaald fenomeen zoals natuurlijke taal, beschrijven, we willen het kunnen verklaren. We willen in staat zijn aan te duiden waarom het is zoals het is en niet anders. Waarom, bijvoorbeeld, hebben talen zelfstandige naamwoorden en werkwoorden? Waarom kunnen we het maar over een ding te gelijk hebben en waarom zijn sommige grammaticale regels zo beperkt in hun vorm? We kunnen deze fenomenen verklaren door verwijzing naar de algemene opvatting van taal als communicatie, en het probleem te leggen bij de beperking van het informatie-verwerkend systeem van het individu, dan wel het probleem toe te schrijven aan beperkingen die inherent zijn aan die taal.

Chomsky hechtte veel waarde aan het kunnen verklaren: hij onderscheidde grammatica's naar de mate waarin ze verklarende of beschrijvende eigenschappen hadden. Toch blijft er het feit, dat veel van de verklaringen van grammaticale verschijnselen door linguïsten gebaseerd zijn op systeem-eigen factoren. Er zijn wel enige verwijzingen naar eigenschappen van het grammaticale systeem zelf, maar zelden naar externe factoren. Wanneer er al verwezen wordt naar factoren, zoals de psychologische voorkeur voor de volgorde van onderdelen van woorden of zinnen, dan lijken deze factoren net zo goed voor apen van toepassing te zijn als voor mensen. Er is dus geen externe verklaring voor het antwoord op de vraag waarom mensen juist deze soort taal hebben. In het bijzonder zijn er weinig verklaringen voor de vraag waarom we de regels hebben die we hebben. Algemene rekensystemen, zoals die gebruikt worden in de Kunstmatige Intelligentie, stellen niet zulke beperkingen, en we schijnen te kunnen functioneren met een hele beperkte set. Het is net alsof onze taalcomputer er een is met een hele beperkte machinetaal.

Chomsky's eerste beschrijving van de grammatica voor menselijke taal was gevat in een formalisme, de 'Transformational Generative Grammar' genaamd. Deze grammatica stelt ons in staat om twee zo op het eerste gezicht verschillende zinnen 'John zag Mary' en 'Mary werd gezien door John' tot een onderliggende representatie teruggebracht kunnen worden, zodat de betekenis weer in overeenstemming is met wat wij weten, namelijk dat het in wezen dezelfde zin is. De transformationele grammatica bleek veel te krachtig, hij kon werkelijk alles verklaren. Sinds men zich hiervan bewust werd, hebben onderzoekers van taal, inclusief Chomsky, getracht een framework te bouwen met het zwakst mogelijke systeem dat toch aan de gestelde voorwaarden voldoet. Een context-vrije grammatica heeft juist dit minimaal noodzakelijke vermogen en is toch in staat om een oneindig aantal zinnen te genereren.

Het is trouwens niet alleen het verwerken van natuurlijke taal dat van ons een minimale hoeveelheid verwerkingskracht eist. Een nog veel moeilijker en duister probleem is de manier waarop wij een Natuurlijke Taal kunnen leren. De studenten van Natuurlijke Taal, kleine kinderen, worden geplaatst in een omgeving waar de totale hoeveelheid aangeboden materiaal op basis waarvan zij moeten leren zeer beperkt is. Dit aangeboden materiaal zit vaak ook vol fouten of is slordig opgebouwd en wordt zeker niet aangeleerd volgens een strikt en goed omschreven leerplan. Toch kunnen zij hun moedertaal opmerkelijk snel begrijpen en spreken. Voor een kind is de ene taal niet moeilijker aan te leren dan een andere. Dit verschijnsel wordt vaak beschreven als de noodzaak van een kind om meer te gebruiken dan alleen dat wat wordt aangeboden. De vragen die dan beantwoord moeten worden, zijn: 'Hoe doet een kind dit?', 'Wat moet een kind al aan kennis over taal hebben om een taal te leren?' 'Is het mogelijk om een taal te leren op basis van een soort algemeen vermogen om regelmatigigheden in de wereld op te merken?' Het antwoord lijkt te zijn dat er een aanzienlijke hoeveelheid aangeboren structuren zijn, klaar om aan taal blootgesteld te worden. Het is daarentegen ook zo, dat deze aangeboren structuur er nogal abstract uitziet. Misschien kan ik dit iets duidelijker maken met behulp van een analogie: de werking van het genetisch materiaal DNA. Indien er aan een aantal noodzakelijke en voldoende voorwaarden voldaan wordt tijdens de ontwikkeling van het embryo is kan DNA eenheden te ontwikkelen van een onvoorstelbare complexiteit, tot en met de menselijke hersenen, klaar om taal te ontvangen en te leren.

Deze eerste aangeboren structuur, die noodzakelijk lijkt voor taalverwerving, geeft geen volledige verklaring voor dit probleem. Het kind moet zich ontwikkelen vanuit een bevruchte cel, in een omgeving die zich daartoe leent. DNA is noodzakelijk om een mens te vormen, noodzakelijk maar niet voldoende. De externe voorwaarden zijn minstens zo belangrijk en ook weer niet voldoende op zichzelf: geen DNA, geen kind. Zo gaat het ook met taalverwerving. Het onderzoek dat bedoeld was om de aangeboren structuur-opvatting af te zwakken, in een poging deze vereiste totaal uit te roeien, toonde echter op overtuigende wijze aan hoe complex en subtiel de omgeving moet zijn om de aangeboren vaardigheden tot bloei te brengen. Het legt daarnaast nog eens de nadruk op het feit dat de

aangeboren structuur net zo abstract en moeilijk te relateren is aan het eindproduct als de DNA-reeks zelf.

Deze aangeboren structuren vereisen een hoge mate van mogelijkheid tot aanpassing. Voor de puberteit kunnen de meeste kinderen meer dan één taal oppakken en zelfs zo goed spreken, dat ze nauwelijks te onderscheiden zijn van diegenen wier moedertaal het is. Na een bepaalde kritische leeftijd wordt dit echter een stuk moeilijker, iets waar ik zelf het levend bewijs van ben. Wat onderzocht moet worden, is de vraag wat voor apparaat in staat is om Natuurlijke Taal te leren. Net als in het voorgaande probleem zoeken we niet naar het meest maar naar het minst krachtige apparaat dat dit kan. Er is een minimale hoeveelheid vermogen nodig om een taal te leren die complexer is dan een *Reguliere* taal. Voor dit soort taal is bewezen dat het voldoende is om een zogenaamde 'Finite State Automaton' te implementeren. Maar Natuurlijke Talen zijn geen reguliere talen; ze zijn ingewikkelder. Om Natuurlijke Taal te leren moet het minimale vermogen dan ook groter zijn dan van een 'Finite State Automaton'. We moeten de eigenschap van de oneindigheid van het aantal mogelijke zinnen binnen ons bereik zien te krijgen. De eerste kandidaat voor een systeem dat meer vermogen heeft dan een 'Finite State Automaton' is een 'Push Down Automaton', een stapelatoomaat.

Automata Theorie

Het is niet mijn bedoeling om hier diep in te gaan op een voor de meeste mensen wat exotisch gebied, de 'Automata Theory'. 'Automata Theory', de studie van wat rekensystemen allemaal wel en niet kunnen, loopt dwars door de ontwikkeling van zowel neurale netwerken, van McCulloch en Pitts, als van Taal, zoals bedoeld door Chomsky. De krachtigste systemen kunnen beschreven worden als 'machines', zoals de 'General Turing Machines'. Turing was een Engelse wiskundige en was een van de vaders van de moderne computers, zowel van de apparaten zelf (met zijn geheime werk aan Enigma) als van de programmatuur. Onder deze 'General Turing Machines' zijn een hele range van steeds zwakkere machines of 'automata'. De zwakste is de 'Finite State Automaton' en de daaropvolgende is de 'Push Down Automaton'. Tussen de 'General Turing Machines' en de 'Push Down Automaton' zit nog een tussenvorm: de 'Linear Bounded Automaton'. Het belangrijkste verschil tussen een 'Finite State Automaton' en een 'Push Down Automaton' is dat eerstgenoemde geen apart geheugen heeft waar het systeem op terug kan vallen. Alle berekeningen moeten weergegeven worden in een serie van precies gedefiniëerde acties. Een 'Push Down Automaton' daarentegen kan tussenliggende uitkomsten opslaan in een stapelgeheugen dat alleen toegankelijk is via het bovenste opgeslagen gegeven. Een stapelgeheugen is als een stapel van schijven. Om bij de vijfde schijf te komen, moeten we eerst de bovenste vier afnemen, die dan ook geen deel meer uitmaken van de stapel. Zo'n beperkt geheugen is een voldoende voorwaarde voor het vermogen om een oneindig aantal zinnen te kunnen genereren. Een 'Linear Bounded Automaton' heeft meer vermogen dan een 'Push Down Automaton' omdat eerstgenoemde systeem elk afzonderlijk geheugen kan gebruiken zonder de beperking dat opslag en toegang tot het geheugen alleen mogelijk zijn via het bovenste element van het stapelgeheugen.

Vanuit een wetenschappelijk gezichtspunt willen we verschijnselen kunnen verklaren om ze te kunnen begrijpen en voorspellen. Het kan tegen de intuïtie ingaan, maar de beste verklaringen zijn die verklaringen die de minst krachtige apparaten nodig hebben om de gevraagde verschijnselen te vertonen. Een verklaring die gebruik maakt van een 'Push Down Automaton' heeft altijd de voorkeur boven een verklaring die gebruik maakt van een 'Linear Bounded Automaton'. Op zijn beurt is een verklaring die gebruik maakt van een 'Linear Bounded Automaton' weer te preferen boven een verklaring die gebruik maakt van een 'General Turing Machine'. Als bij Natuurlijke Taal de syntaxis in beschouwing wordt genomen, is een 'Push Down Automaton' de minimale vereiste. Het probleem is nu, dat alle neurale netwerken die ik eerder noemde slechts 'Finite State Automaton' zijn.

Pogingen om netwerken te bouwen die niet-triviale grammaticale constructies kunnen verwerken, zijn gedoemd te mislukken als ze gebruikt worden als algemene modellen voor Natuurlijke Taal. Die voorbeelden waarin een beperkt geheugen gebruikt is, zoals bij netwerken met terugkoppeling, kunnen ook niet dienen als algemene modellen, zelfs al zijn ze redelijk succesvol bij het uitvoeren van beperkte en tamelijk ingewikkelde praktische toepassingen. Alle pogingen om de prestaties te verbeteren wijzen in de richting van wat essentieel lijkt voor het verwerken voor allerlei soorten van symbolen, namelijk het vermogen om informatie in een geheugen vast te houden. Met andere woorden: informatie om over na te denken of over te praten. Een 'Finite State Automaton' handelt onverbiddeijk in een vaste volgorde: van de ene stap naar de volgende. Keuzes tussen alternatieve stappen worden uitsluitend gemaakt op basis van toeval. Een 'Push Down Automaton' daarentegen kan informatie onthouden en daar later gebruik van maken. Het gedrag van zo'n automaat wordt bepaald door wat er in het geheugen zit. Dit is de kern van de symbolische benadering. We hebben immers afzonderlijke elementen of representaties waarnaar het apparaat kan verwijzen en er zijn regels die het gedrag bepalen in termen van deze elementen of representaties.

Geen van de netwerken die ik eerder genoemd heb, heeft het vermogen om dingen te onthouden, tenminste van de soort die hiervoor nodig is. Ze kunnen wel degelijk zaken onthouden, maar ze kunnen niet zowel het onthouden van een ervaring weergeven als onafhankelijk daarvan onthouden dat er zo'n geheugen is waar die ervaring in ligt opgeslagen. In netwerken worden al hun ervaringen samengebracht in variaties in gewichten en dat betekent dat de volgorde waarin de ervaringen waren opgedaan en de bijzonderheden van die ervaringen slechts in geringe mate worden weergegeven. Deze mogelijke problemen zijn in een andere vorm al eens gemaakt door de filosoof Fodor²¹. Al deze bezwaren zijn uitsluitend van toepassing op twee-dimensionale of meerlagige netwerken. In een ander artikel²² heb ik vastgesteld, dat dergelijke structuren op hun best *nulde- of eerste-orde* benaderingen zijn van de structuur van echte hersenen. Benaderingen van de nulde-orde zijn netwerken die volledig of bijna volledig onderling verbonden zijn. Ze hebben weinig of geen structuur en ze zijn dan ook wiskundig handelbaar. Eerste-orde systemen zijn tot lagen beperkt, waarbij de verbindingen alleen binnen de lagen en tussen aan elkaar grenzende lagen toegestaan zijn. De Hopfield en Kohonen netwerken zijn nulde-orde-systemen, en als zodanig geen goede benadering van het brein, waarvoor ze ook niet bedoeld waren. Perceptrons zijn net als de back propagation-netwerken met hun verborgen lagen, eerste orde, gelaagde netwerken.

Als er binnen een laag nog een structuur wordt aangebracht, waardoor wederom het totaal aantal tussenverbindingen afneemt, hebben we te maken met een *tweede-orde-systeem*. Zo'n tweede-orde-systeem is bijvoorbeeld het woordherkenningsmodel van McClelland en Rumelhart en het Selective Attention Model (SLAM)²³ voor visuele aandacht. Deze systemen zijn enorm lastig om analytisch uit te pluizen, en onderzoekers hebben dan ook hun toevlucht moeten zoeken tot simulatiestudies. Wat deze modellen anders maakt is dat de combinatie van zowel een horizontale gelaagde structuur als een verticale structuur afzonderlijke modules oplevert. Bovendien kunnen deze modules allemaal tegelijkertijd en onafhankelijk van elkaar berekeningen uitvoeren, en dat is iets wat de lagere-orde-systemen niet kunnen. De *derde-orde* structuur wordt gekenmerkt door zowel een modulaire structuur als doordat er verschillende soorten neurale verwerkings-mechanismen zijn. Deze kunnen verschillende tijdschalen of andere gedragsdefinities hebben die een goed inzicht praktisch onmogelijk maken, maar die realistischer zijn als benadering van de werkelijke verscheidenheid van hersenstructuren. Naar mijn mening is de tweede orde toereikend voor vandaag en de nabije toekomst.

De Anatomie van de Hersenen, Hersenkwabben, Gebieden en 'Minicolumns'

Wanneer we naar de hersenen kijken, blijkt dat ze zijn opgebouwd uit vele netwerken, op hun beurt weer bevat in andere, grotere, netwerken. Op elk niveau zijn er op zichzelf

staande gedeelten, modules. Deze modules zijn van binnen rijk voorzien van verbindingen, terwijl de verbindingen voor in- en uitvoer met andere modules beperkt zijn. Dit lijkt dus op de tweede orde benadering van kunstmatige neurale netwerken die ik zojuist besproken heb. Als we de neurofysiologen moeten geloven, hebben deze modules elk zeer specifieke taken en functies. Grotere modules zijn op hun beurt weer opgebouwd uit kleinere en op een bepaald niveau kunnen we een begin maken met ze in verband te brengen met psychologische functies, waarvan verwerken van Natuurlijke Taal er een is²⁴.

De hersenen zijn zeer gestructureerd gebouwd. Er zijn twee hemisferen met opnieuw zeer gestructureerde subcorticale structuren. De hersenhelften zijn op hun beurt weer verdeeld in vier kwabben die in een patroon gekreukeld zijn van plooien en groeven. Neurologische onderzoeken op menselijke patiënten, gecombineerd met dierstudies, hebben structuren voor hoge perceptuele functies als zien en horen in het achterhoofd en bij de temporele kwab aan het licht gebracht in een grote verscheidenheid aan dieren. Tegelijkertijd bleek dat, hoewel de locatie van dergelijke structuren bij veel dieren en mensen ongeveer gelijk is, nauwkeurige bestudering van deze structuren verschillen laten zien in de fijne opbouw, de zogenaamde 'cytoarchitectuur'. Het meest bekende voorbeeld is waarschijnlijk Brodmann's kaart van de hersenen. Hij liet zien dat bepaalde delen van de hersenen verbonden waren met onze zintuigen en de organen die reflexmatige bewegingen beheersen. Dit kan voorspeld worden uit de manier waarop de verbindingen lopen. Als we het spoor terug volgen vanaf de ogen of in het algemeen vanaf het ruggemerg komen we uit op gebieden die we kunnen relateren aan onmiddellijke zintuiglijke analyse en de beheersing van bewegingen. De volgende vraag is nu, wat deze informatie bijdraagt aan de kennis over perceptie en beheersing van bewegingen als rekentechnische problemen. Hoe voert het zenuwweefsel de berekeningen daadwerkelijk uit? Wat wordt er eigenlijk berekend? Welke neuro-anatomische en neuro-fysiologische gegevens zijn er van belang?

Het is natuurlijk mogelijk dat het brein als het eenmaal de primaire ruwe data heeft zijn berekeningen dusdanig organiseert dat het op geen enkele manier meer doet denken aan de grove neuroanatomie. Frenologen zoals Franz Joseph Gall raakten in diskrediet omdat ze voorstelden dat het menselijk kunnen weerspiegeld werd door de architectuur van het brein en elke vaardigheid gelokaliseerd kon worden in hobbels, bobbels en richels op de schedel²⁵. Hij ging misschien dan ook wat te ver met zijn schedelmetingen, het meten van bijvoorbeeld de intellectuele capaciteit of goed moederschap aan schedelknobbels. Toch tonen anderzijds studies van de effecten van plaatselijk hersenletsel samen met technieken zoals prikkeling van de oppervlakte van het hersenschors aan, dat schade in specifieke kleine gebieden wel degelijk geassocieerd kunnen worden met specifieke functionele stoornissen.

Een van de interessantste vondsten, die van grote invloed is geweest, is de zogenaamde 'minicolumn'. Mountcastle²⁶ ontdekte dat de hersenschors is opgebouwd uit een groot aantal kleine modules die in verticale kolommen naast elkaar liggen. De hersenschors is een dunne schil van slechts enkele millimeters dik, waarin zes lagen kunnen worden onderscheiden. De 'minicolumns' kunnen gezien worden als een beperkt gebied van onderling verbonden hersencellen in een beperkte locatie over de zes lagen. De verbindingen lopen voornamelijk van boven naar beneden en de verbindingen met andere minicolumns zijn beperkt tot enkele lange vezels die of uit de boven of uit de onderkant van de kolom komen. De minicolumns' kunnen gezien worden als een representatie van beperkte modules²⁷ die gekenmerkt worden door hun hoge interne bedradingsdichtheid in tegenstelling tot de verbindingen met de andere kolommen. Elk van deze modules kan specifieke berekeningen uitvoeren. Het bewijs hiervoor is op het gebied van het visuele systeem overtuigend geleverd. De gevolgen van deze modulaire opbouw op hogere, perceptuele, niveaus zijn echter nog onduidelijk. Blijft de vraag of andere functies, zoals taal, gebruik maken van een soortgelijke specificiteit als voor het visuele systeem geïdentificeerd is. Misschien liggen deze functies wat meer verspreid, en hebben niet

zoals ons gezichtsvermogen een neurologische representatie die de buitenwereld weerspiegelt als plattegronden op de hersenen²⁸.

Taal en de Hersenen

Het bewijs voor een afzonderlijke, afgebakende plaats voor taalverwerking in de hersenen is geleverd door de Franse neuroloog Paul Broca. In 1861 liet hij zien dat verwerking van taal gelocaliseerd is in de voorzijde van de linker hersenkwab²⁹. Hij kwam tot deze conclusie na bestudering van de hersenen van een overleden patiënt die tijdens zijn leven zijn spraakvermogen was kwijtgeraakt. De Duitse neuroloog Wernicke³⁰ breidde deze kennis nog verder uit door het identificeren van gebieden voor de produktie en perceptie van spraak en taal. Hij localiseerde taalproductie in de voorkant van de linker hersenkwab en perceptie bij de slaap van de linker hersenkwab. Hij maakte ook een diagram van de taalfuncties, waarin de verbindingen tussen verschillende onderdelen waren aangegeven. Een aanval op deze 'Diagram Makers' zoals Wernicke en zijn volgelingen werden genoemd, kwam van de Engelse neuroloog Sir Henry Head³¹. Zijn aanval had een vergelijkbaar effect als de aanval van Minsky en Papert op de Perceptrons. Een meer nauwkeurige lezing van zijn artikel laat echter zien, dat hij niet geheel afwijzend stond tegenover het opstellen van specifieke modellen: hij was alleen tegen het ongebreidelde en ondoordacht gebruik ervan. De meest recente editie van het boek van Minsky en Papert vertoont trouwens eenzelfde nuancering. Het basisprobleem zit in het feit dat we specifieke schade aan de hersenen kunnen relateren aan specifieke symptomen, aan de specifieke taalproblemen die een patiënt heeft. De 'Diagram Makers' maakten de grote stap van het gelijkschakelen van de functie van een gedeelte van de hersenen met de vertoonde symptomen bij prikkeling van deze gedeelten.

De gevolgen van Head's aanval op de 'Diagram Makers' bleven voelbaar tot de Amerikaanse neuroloog Norman Geschwind aantoonde, dat er anatomische aanwijzingen zijn, dat er een relatie is tussen de bouw van de hersenen in een bepaald gebied en het gegeven dat daar taalverwerking zou plaatsvinden³². De linkerkant van de fasciculus arcuatus is beduidend groter dan die in de rechter hersenhelft bij de meeste rechtshandigen. Nu men eenmaal wist waarnaar men moest zoeken, leverde dit soort bewijs een groot aantal andere anatomische studies op. De volgende doorbraak was ook een gevolg van werk van Geschwind, ditmaal samen met de neuro-anatoom Al Galaburda, toe ze ook verschillen op het 'cytoarchitectuur'-niveau ontdekten in de taalgebieden in de voorkant van de linker hersenkwab³³. Zij toonden aan dat de fijne structuur van de hersenen verschillend is op de twee gebieden, genaamd de pars opercularis and de pars triangularis. De verhouding tussen de aantallen verschillende types hersencellen is in dat kleine gebied afwijkend van de rest van de hersenen. Dit kan aangetoond worden door de cellen met Lipofuscin te kleuren. Dit soort bewijs onderbouwt de stelling dat de modulaire structuur op microscopisch niveau binnen een gebied dat met taal te maken heeft er anders uitziet dan in gebieden daarbuiten. Een probleem hierbij is natuurlijk, dat weten dat er een verschil is nog niet erg veel inzicht geeft in de wijze waarop taal wordt verwerkt in de hersenen. Het lijkt duidelijk, dat niet alleen het gezichtsvermogen maar ook taal op een bepaalde plek gelocaliseerd is in de hersenen en dat er bewijs is dat er specifieke verschillen zijn op microscopisch niveau, waarschijnlijk op 'minicolumn'-niveau.

Wat een mogelijkheid lijkt, maar wat op grond van ons huidig inzicht nog niet bewezen kan worden, is dat de geobserveerde verschillen gerelateerd zijn aan het feit dat de architectuur die in deze gebieden aangetroffen wordt taalspecifiek is. Het bewijs wekt de indruk dat juist taalproductie en het verwerken van grammaticale informatie uitgevoerd worden in deze anatomisch te onderscheiden gebieden. De argumenten voor een systeem met de rekenkundige kracht van tenminste een Push Down Automaton wekken de indruk dat, als we deze systemen samenvoegen, het deze kracht net zou kunnen leveren. De afwezigheid van de syntactische vaardigheden bij andere diersoorten, en mogelijk

ook in de andere hersenhelft laat doorschermen, dat deze bedrading heel uniek is. Maar er is een andere voorzichtige conclusie die we kunnen trekken, en dat is dat de specifieke aard van de noodzakelijke rekenkundige kracht die geïmplementeerd is enig licht werpt. Toch is dit inzicht niet volledig. De vraag blijft waarom taal is wat deze is, vooral op het niveau van de syntaxis.

Het Localiteits- en Modulariteits-principe

Het lijkt erop dat hersencellen het localiteitsprincipe volgen. Dat betekent dat ieder verwerkend element uitsluitend wordt beïnvloed door zijn input³⁴. De verwerkingskracht en functie is een afgeleide van de manier waarop de neuronen binnen een module, zoals de 'minicolumns' in de hersenschors, met elkaar verbonden zijn en de manier waarop deze modules op hun beurt weer onderling verbonden zijn. Dit betekent dat het geen zin heeft om alleen naar een enkele zenuwcel of kunstmatige knoop te kijken: de samenstelsels en hun eigenschappen zijn het onderwerp van onderzoek. Dit is wat ik in het begin aanduidde met architectuur. Daarnaast moeten we het in essentie 'eindige staat' karakter van een locale verwerkingseenheid in overeenstemming brengen met minimale vereiste vermogens voor natuurlijke taal. Een eenvoudige opbouw kan nooit aan deze eis voldoen. Bewijzen dat ze zo'n eis wel kunnen benaderen, zijn niet hetzelfde³⁵ omdat ze nog steeds in tegenspraak zijn met de principiële beperkingen zoals hierboven weergegeven. Het lijkt alsof we de eisen voor een taalverwerker niet in overeenstemming kunnen brengen met het materiaal waarin deze geïmplementeerd is.

Toch is niet alles verloren. Naast het localiteits-principe moet ook het modulariteits-principe in ogenschouw genomen worden. Zij moeten gezien worden als elkaar aanvullend, complementair. Een module kan een eenvoudige taak uitvoeren die, hoewel beperkt, een noodzakelijke bouwsteen kan blijken voor een hogere taak. Het bewijs hiervoor is vrij eenvoudig te leveren. De digitale computer is opgebouwd uit dergelijke 'finite state'-elementen die, op hun laagste niveau zoals logische schakelingen en poorten, gebaseerd zijn op het werk van McCulloch en Pitts. Het bouwen van zulke elementen met neurale netwerken gaat terug tot Hebb en is vrij eenvoudig, zeker als men het idee opgeeft dat het geheugen uitsluitend aanwezig is in de vorm van de gewichten. Hebb introduceerde het idee van de echoënde schakeling, mogelijkwerwijs zonder enige verplichting om de gewichten aan te passen voor een geheugenrepresentatie. Zo kunnen we dus een patroon tijdelijk opslaan zonder dat we zijn identiteit kwijtraken, doordat het herkenbaar blijft tussen alle andere eerder opgeslagen patronen. We kunnen dit zelfde eenvoudige principe toepassen op een andere benadering van de wiskunde van berekening: 'General Recursive Function Theory'³⁶. In deze benadering is er een module, kunstmatig of natuurlijk, die een bepaalde functie doorrekent, zoals bijvoorbeeld de bepaling van de maximale waarde van de inputs, beslissen of er een rand zit aan een bepaalde plaats op het netvlies of zelfs beslissen of een gezicht al eens eerder gezien is. Dit zijn taken die Kohonen's netwerk kan uitvoeren. De complexere functies kunnen opgebouwd worden uit georganiseerde verzamelingen van eenvoudiger structuren.

Op deze wijze kan men computerprogramma's opvatten als programma's die grote functies berekenen, terwijl ze opgebouwd zijn uit georganiseerde verzamelingen van simpeler functies. Maar General Recursive Function Theory levert ook een methode om inzicht te krijgen in de wijze waarop de kleine modules in de hersenen uiteindelijk mogelijk de grote, psychologische, functies kunnen uitvoeren. Het verschil met conventionele computers is echter, dat de hersenen een parallel werkende machine is. Conventionele digitale computers daarentegen werken serieel, dat wil zeggen een taak na de andere afwerkend. Parallellisme, het gebruik van vele verwerkingseenheden tegelijkertijd, wordt eigenlijk uitsluitend toegepast om gelijksoortige en zich telkens herhalende berekeningen op te splitsen naar de verschillende eenheden. Bovendien zijn de meeste computers niet in staat om meer dan een taak tegelijkertijd uit te voeren. Zij doen eigenlijk maar net alsof ze een dergelijke onafhankelijkheid bezitten door het gebruiken

van handige trucs of hoge verwerkingssnelheid, of ze hebben een hoge mate van georganiseerd samenspel nodig, wat niet hetzelfde is als echte onafhankelijkheid.

In tegenstelling tot de digitale computers kunnen de hersenen een groot aantal taken tegelijkertijd uitvoeren. Hoewel er ook voor de mens een grens is aan het aantal taken dat hij of zij tegelijkertijd kan uitvoeren, geldt dit alleen voor taken op een hoog bewustzijns niveau. Terwijl we praten, denken en beslissen, gaan we gewoon door met ademen, wandelen, merken we obstakels op onze weg op en weten deze ook nog te ontwijken. Elk van deze taken zou zelfs 's werelds krachtigste computers zeer zwaar belasten. Toch voeren de hersenen al deze taken tegelijk schijnbaar moeiteloos uit. De zakenman die zijn auto bestuurt terwijl hij ondertussen een overeenkomst over zijn autotelefoon afsluit, zal hierdoor de kans op een ongeval enigszins vergroten. Toch het zal niet eenvoudig zijn en gecompliceerde experimenten vergen³⁷ om enige vermindering van de rijkwaliteit ook aan te tonen. Deze prestatie is op zich al verbazingwekkend genoeg, maar de mens heeft bovendien de interessante eigenschap dat hij heel goed is in het vinden van antwoorden op vragen die, rekentechnisch gezien, erg moeilijk zijn. Problemen als dat van de handelsreiziger of de beoordeling van een situatie zijn erg moeilijk. Veel van die problemen behoren tot een verzameling bekend als Non-Deterministic Polynomial (NP) en deze zijn zo goed als onhandelbaar. De Kunstmatige Intelligentie wordt met veel van dit soort problemen geconfronteerd en KI wordt vaak gebruikt om dergelijke problemen met behulp van reeds aanwezige kennis toch op te lossen. Die kennis moet dan helpen de exponentiële groei van de complexiteit en mogelijkheden te beperken als een probleem groter wordt. Het zijn dit soort problemen waar neurale netwerken vaak zeer goede oplossingen kunnen bieden, hoewel nooit gegarandeerd kan worden, dat deze oplossingen ook werkelijk de beste zijn. Veel van de problemen die we graag en binnen een redelijke tijdspanne zouden willen oplossen, behoren tot de verzameling van NP. De huidige staat van hardware- en software-techniek schiet hier nu nog te kort. Een eigenschap van de neurale netwerken, dat ze net als de hersenen vrij snel kunnen komen met een *redelijke* oplossing, biedt echter nieuwe mogelijkheden. In het laatste gedeelte van mijn lezing zal ik zoals beloofd de verschillende standpunten zo goed mogelijk aan elkaar koppelen door enkele ontwerpen voor Zesde Generatie-computers de revue te laten passeren. Deze Zesde Generatie moet een neurocomputer worden, in staat tot al die taken waar we het in het begin over gehad hebben, waarbij deze nieuwe generatie een natuurlijke opvolger is van de vijfde. De Vijfde Generatie was een eerdere poging om tot de bouw van een symbolische kunstmatige intelligentie-computer te komen.

De Zesde Generatie

Het neemt veel tijd in beslag een neuraal netwerk te laten lopen. Veel van de netwerken zijn in werkelijkheid simulaties die veel computercapaciteit vergen. Zij zijn daarom geknipt om te werken op de moderne supercomputers. Het leren via 'Back-propagation' met een redelijk grote set gegevens vreet computertijd op een ongekende schaal. Alternatieve benaderingen richten zich op het bouwen van zeer gespecialiseerde hardware, die slechts een zeer beperkt aantal taken kon uitvoeren, zoals het per iteratie optellen van het produkt van alle inputs met hun gewichten voor iedere knoop afzonderlijk. Toch maakt de benodigde rekenkracht neurale netwerken van enige omvang ongeschikt voor praktische toepassingen. Een Cray supercomputer ligt niet in ieders bereik. De meeste parallelle computers bieden slechts een beperkte hoeveelheid extra verwerkingseenheden. De 'Connection Machine' met zijn 65.536 verwerkingseenheden³⁸ is een uitzondering, maar ook hij kent zijn beperkingen waar het gaat om neurale netwerken.

Stelt u zich een Hopfield-Tank netwerk voor, een twee-dimensionaal netwerk waarbij elke knoop met alle anderen verbonden is. Als er 10 elementen interessant zijn om te bekijken, zoals bijvoorbeeld steden of stappen in een fabricageproces, dan moeten deze paarsgewijs genomen worden, wat 100 knooppunten impliceert. We hebben dan dus 10.000 verbindingen nodig. Als er 100 elementen interessant zijn moeten er al 10.000

knooppunten en 100.000.000 verbindingen doorgerekend worden. Dit ontstijgt de capaciteit van de huidige 'Connection Machine' aanzienlijk: iedere verwerkingseenheid zou dan 1.500 verbindingen moeten representeren. Als we dergelijke berekeningen met de daarop toegespitste hardware, een neurocomputer, willen uitvoeren moet deze machine zo'n volledige onderlinge verbondenheid aankunnen. Wat bovendien de zaak niet rooskleuriger maakt, is de wetenschap dat de Hopfield-Tank netwerk slechts een enkele rekenkundige functie kan doorrekenen, zij het een gecompliceerde. We hebben weinig van de overige voordelen die geassocieerd worden met levensechte neurale netwerken. Ik voorzie dan ook dat zulke twee-dimensionale netwerken niet het overheersende paradigma van de toekomst zullen worden, ondanks het feit dat analyse van dit soort netwerken voor wiskundigen begrijpelijk is. Dit betekent dat hoewel we deze netwerken kunnen begrijpen zonder dat we ze ook daadwerkelijk kunnen simuleren, dit niet automatisch inhoudt, dat het daarom de meest nuttige of interessante netwerken zijn. Natuurlijk kunnen ze bepaalde taken uitvoeren en kunnen hun nut hebben als onderdeel van een meer complex en heterogeen systeem. Als dit soort systeem niet ideaal is, welke zijn dat dan wel?

Een veelbelovende benadering voor een ontwerp is dat er een systeem genomen wordt waarvan reeds bewezen is dat het werkt, en dit dan nagebouwd wordt. Voor neurale netwerken zijn de hersenen niet de geschiktste modellen; sinds McCulloch en Pitts in 1943 proberen we deze al na te bouwen. Er zijn echter wel andere soorten hersenen die we kunnen gebruiken. Het menselijk brein, wat voor een fantastisch rekenwonder het dan ook moge zijn, kan onderzoekers ontmoedigen door zijn omvang en complexiteit. Sommige onderzoekers prefereren daarom zenuwstelsels die ze in hun geheel kunnen overzien, zoals dat van wormen en eenvoudige slakken als de *Aplysia* om te kijken hoe deze nu werken. Gewapend met deze kennis probeert men dan dit succesvolle ontwerp van moeder natuur na te bootsen. Zulke benaderingen leiden tot onderzoek van kakkerlakken die, hoewel misschien op de lange duur wel eens succesvoller zouden kunnen zijn dan de mens, toch niet de meest flexibele beesten zijn. Daarnaast betwijfel ik of zij een goede basis vormen voor de bouw van machines die werkelijke kunstmatige intelligentie bezitten. Meer ter zake doende is het probleem dat kakkerlakken geen goede modellen zijn voor grotere systemen: eenvoudige schaalvergroting werkt niet. Dit probleem van de schaalvergroting is het grootste problemen waar een architectuur mee moet kunnen omgaan en zoals u zich herinnert, was dit het probleem dat door Minsky en Papert gesignaleerd werd bij de oudere neurale netwerken.

De kennis die we al hebben over het menselijk brein is nuttig en moet ook gebruikt worden. Daarin is samengebracht alle kennis die we hebben over de neuro-anatomie en neuro-fysiologie van andere, lagere soorten. Door onderzoek van neurologen en neuropsychologen in de afgelopen eeuw hebben we ook meer inzicht gekregen in de wijze waarop bepaalde functies zijn geïntegreerd. Er is zowel het localiteits- als het modulariteits-beginsel. Ik heb al beargumenteerd dat we deze beginselen kunnen vatten in een rekenkundig model, de recursief functioneel benadering, en tegelijkertijd kunnen we alle vruchten plukken van wat Dan Hillis, de ontwerper van de 'Connection Machine' het 'Ferocious Parallelism' doopte. De snelheid en verwerkingskracht van de menselijke hersenen komt niet van de snelheid en het vermogen van de afzonderlijke cellen, die erg langzaam werken, maar van de grote hoeveelheid cellen, en de manier waarop ze zijn gegroepeerd. Natuur springt kwistig om met het aantal verwerkingseenheden. Wat we werkelijk willen leren, is hoe we de rekenkracht van al deze afzonderlijke eenheden kunnen kanaliseren. Ik ben van mening dat dit niet kan gebeuren door al deze verwerkingseenheden gewoon op een hoop te gooien. Dit is, hoewel wiskundig zeer inzichtelijk, een zeer inefficiënte oplossing. Het vermogen om zeer nauwkeurige analytische uitspraken te doen over een neurale netwerk is gewoonlijk een criterium voor het antwoord op de vraag of een bepaald netwerk vanuit wetenschappelijk oogpunt al dan niet interessant is. Kleine netwerken zijn in dit opzicht al lang niet interessant meer. Grotere of meer heterogene netwerken zijn aan de andere kant weer wel interessant, maar het is bijna onmogelijk om daarover gedetailleerde uitspraken te doen. Waarschijnlijk is simuleren de enige manier om iets zinnigs te zeggen over de werking van dit soort

netwerken³⁹. Daarnaast moeten we dergelijke systemen als zo complex beschouwen, dat er nieuwe, een soort van psychologische, theorieën opgesteld moeten worden om te begrijpen hoe ze werken. Inzicht in deze materie zal ons zeker helpen een aantal misvattingen over de psychologie uit de weg te ruimen. Soms hebben we het gevoel dat een van de redenen waarom we biologische wezens niet echt kunnen begrijpen is, dat we ze niet kunnen zien opereren. Het werken met gecompliceerde multi-processor systemen laat zien dat het zien van de werking niet noodzakelijkerwijs impliceert dat we ook begrijpen wat er gebeurt. Zien hoe een goochelaar zijn kunstjes uitvoert, desnoods met behulp van geavanceerde opname-apparatuur, geeft niet noodzakelijkerwijs inzicht in antwoord op de vraag *hoe* hij dergelijke trucs doet. Of we op basis van deze inzichten dergelijke kunstjes zelf zouden kunnen leren uitvoeren is vervolgens ook nog maar de vraag.

Wat kunnen wij leren van de manier waarop de hersenen zowel niet-symbolische en complexe symbolische informatie kan verwerken? Er zijn een groot aantal onderscheiden delen, modules, die slechts beperkt met elkaar interacteren. De kracht zit hem in het grote aantal en niet in de hoge verwerkingssnelheid van elke individuele cel. De berekeningen die door de hersenen worden uitgevoerd kunnen gezien worden als opgelegd aan een lager, voortdurend en parallel verwerkend systeem. Om in te zien wat dit kan betekenen voor de bouw van een Zesde Generatie computer⁴⁰ is het goed om in te zien dat deze ontwerpoverwegingen in scherpe tegenstelling staan tot wat technici willen bouwen.

We kunnen twee algemene trends onderscheiden⁴¹. De eerste is de conventionele extrapolatie van de huidige technologie, die we de naam niet-hersenen-ontwerp kunnen meegeven. De andere is de 'reverse' ontworpen of het hersenen-ontwerp. Het niet-hersenen-ontwerp is in de grond van de zaak een voortborduren op de huidige technologie, vervoeeldigd om het parallel te maken. Dit houdt in dat men nog steeds probeert om verwerkingseenheden te bouwen die snel werken en die tamelijk gecompliceerd zijn. Hun communicatiesysteem is gericht op verbindingen met alle andere verwerkingseenheden. Zo'n systeem heeft als doel voor ogen het leveren van een algemene implementatie van welk soort netwerk dan ook. Noodzakelijk hiervoor is een potentieel hoge mate van onderlinge verbondenheid. De consequentie daarvan is dat het grootste deel van de rekenkundige inspanning gewijd zal worden aan de ondersteuning van het eigenlijke verbindingspatroon, terwijl de individuele berekening van de nieuwe output van een knoop door een heel krachtige verwerkingseenheid gedaan zal worden. Het criterium van die grotere schaal toepassing kunnen we ons voorstellen dat de eisen voor communicatie groeien met het kwadraat van het aantal knooppunten. Met een miljoen knopen zitten we met een gigantisch geheugen waar we mee om moeten gaan. Nu is dit waarschijnlijk nog wel haalbaar, maar het is nog maar de vraag of dit nu zo'n zinvolle benadering van het probleem is. De technologie zal tot ongekende hoogten opgestuwd moeten worden, misschien gebruik makend van optische communicatietechnologie⁴².

De modulaire benadering staat centraal in het ontwerp van de Zesde Generatie hersenen-stijl-computers. De wetenschap dat het echte brein doordrongen is van modulaire structuren, van het laagste mini-columnair niveau tot een niveau zo complex als dat van de Natuurlijke Taal geeft aan dat dit een goed principe is. Het complementair principe van localiteit en modulariteit levert bovendien een methode om algemene rekenkundige kracht te hebben zonder extra kracht te hoeven toe te kennen aan individuele verwerkingselementen, zoals de hersencel of de kunstmatige verbindingsknoop. De wijze waarop de hersenen hun berekeningen uitvoeren, de algoritmen en hun gedetailleerde implementaties suggereert bovendien, dat we in staat zouden zijn om een aantal tot nu toe onbegrepen onderdelen van het proces van cognitief verwerken te verklaren. Waarom het is zoals het is en niet anders. We kunnen hierbij verwijzen naar de soorten verwerkingsberekeningen die voor hersenen-stijl-computers gemakkelijk zijn uit te voeren. Newell's Physical Symbol Hypothesis vereist dat elke mentale capaciteit implementabel is op elke willekeurige 'General Purpose Machine', maar legt niet vast waar deze implementaties relatief gemakkelijker of moeilijker zijn uit te voeren.

Samenvattend, als psycholoog voel ik dat het begrijpen van hersenen-stijl verwerking, vooral dat van symbolische processen, belangrijke nieuwe wetenschappelijke inzichten zal opleveren, zo lang we maar niet te dogmatisch zijn.

De benadering waarin de hersenen model staan voor een computer is, aan de andere kant, een veel meer ontspannen benadering. We weten dat de hersenen hun flitsend werk verrichten met behulp van langzame verwerkingseenheden en een onderling verbindingsschema dat voor het grootste gedeelte plaatselijk werkt als gevolg van de modulaire structuur. Dit leidt tot de conclusie dat zo'n invalshoek een aanzienlijke hoeveelheid rekenkundige kracht kan leveren zonder dat het de risico's heeft die de niet-hersenen benadering met zich meebrengen. Ook hier zijn er wel enkele technologische problemen, maar het schijnt mij toe dat vele hiervan al dicht in de buurt van een oplossing zijn. Dit algemene idee van een modulair systeem dat de hersenen beschrijft op het niveau van tenminste een tweede-orde-benadering niveau, is opvallend consistent met de conclusie van Minsky en Papert, zoals die gevonden kan worden in hun herziene uitgave van Perceptrons. Ze beschrijven een modulaire, voornamelijk onafhankelijke architectuur waarin veel afzonderlijke architecturen samenwerken, zoals een samenleving die een gezamenlijk doel voor ogen staat. Ik waag het hier te suggereren dat de hersenen-stijl opbouw van computers, met vele miljoenen jaren van evolutionaire ontwikkeling achter de rug, het op de lange termijn zal winnen, zelfs al zullen we het uiteindelijk in een geheel andere technologische vorm geven.

Dames en heren leden van het Bestuur der Stichting Wetenschappelijk Onderwijs Limburg,

Graag spreek ik mijn erkentelijkheid uit voor het door U aan mij geschonken vertrouwen dat blijkt uit Uw besluit mij hier te benoemen. Uw vertrouwen geldt zowel voor mij als persoon, een vreemde eend in de bijt, als voor mijn leeropdracht, die al net zo ongebruikelijk is. Ik hoop dat met deze leerstoel de combinatie van Taalkunde en Informatica begrijpelijker wordt en dat ik kan laten zien dat deze Twee Culturen samen gebracht kunnen worden.

*Mijne heren leden van het College van Bestuur,
Geachte Leden van de Universiteitsraad,*

Het is mij een genoegen om in Uw midden plaats te mogen nemen. Hopelijk zult U de verdere uitbouw van deze vrij jonge universiteit in richtingen waarin Nederland sterk is, zoals Taal en Informatica, zien te verwezenlijken.

Dames en heren van de Faculteit der Algemene Wetenschappen,

Een Faculteit der Algemene Wetenschappen kan een zeer algemeen karakter hebben, waarin elke vorm van samenhang ontbreekt. Mijn benoeming als Hoogleraar Taalkunde is, desalniettemin, niet binnen het meer geletterde gedeelte, maar binnen het 'harde'. Ik spreek hier mijn verwachting uit dat de toekomst meer van soortgelijk onverwachte maar logische sprongen de levendigheid van deze faculteit zal aantonen.

Dames en heren van de Vakgroep Informatica,

Na meer dan een jaar in Uw midden gewerkt te hebben ben ik u zeer erkentelijk voor de voortvarendheid waarmee U zich aan mijn komst heeft aangepast. Als U er niet was geweest, was ik hier nu niet geweest. Het is bijzonder prettig om in deze onderzoeksrijke omgeving te werken.

Hooggeleerde van den Herik, beste Jaap,

Wij kennen elkaar al langer, maar deze mogelijkheid om tot verder samenwerking is voor mij bijzonder plezierig. Ik hoop dat het zo verder zal gaan en dat wij samen, vroeg in de morgen rijdend, nieuwe hindernissen kunnen overwinnen en nog meer kennis kunnen vergaren. Of een zesde generatie computer ooit wereldkampioen schaken zal worden is een vraag waarover wij ons samen bezig kunnen houden tot in het volgende millennium.

Hooggeleerde Levelt, beste Pim,

Er zijn weinig mensen die zoveel weten over menselijk taal en psycholinguïstische processen als jij. De overlap tussen taal en neurale netwerken is zeer klein. Ik heb veel van je geleerd en hoop dat onze discussies over taal en neurale netwerken nog lange tijd vruchten zullen afwerpen.

Hooggeleerde Tervoort, beste Ben,

Toen ik voor het eerste naar Nederland kwam wist ik niet hoe ver ik het zou brengen, het is 230 kilometer geworden en nog wel in de goede richting ook. Jouw belangstelling voor taal en je persoonlijke aanmoediging zijn nog steeds merkbaar in mijn betoog.

Hooggeleerde Wagenaar, Beste Willem-Albert,

Onze samenwerking begint zo langzamerhand een vaste vorm te krijgen. Jij heb mij altijd vrij gelaten en de ruimte gegeven om mijn interesses te ontwikkelen. Zonder jou was ik niet in de gelegenheid geweest om mijn belangstelling voor de informatica te combineren met psycholinguïstiek, en dat in het gemeenschappelijke kader van industriële veiligheid waarin de theorieën kunnen worden toegepast.

Dames en Heren Studenten,

De universiteit is een plaats waar het nog steeds mogelijk is om het onverwachte te bestuderen en het onverkende te ontdekken. De wetenschap bouwt voort op zowel het diepgaand bestuderen van één onderwerp als op het volgen van de wijze waarmee verschillende disciplines met elkaar in wisselwerking treden om nieuwe inzichten op te leveren. Van alle Nederlandse universiteiten is Limburg de meeste geschikt om problemen interdisciplinair aan te pakken, al betekent dat dat er tenminste twee keer zo hard gestudeerd moet worden om de diepgang in twee richtingen te halen die nodig is om de kwaliteit te handhaven.

Lieve Kate, Christopher, Peter, Timothy en Sarah,

Op deze plaats wil ik jullie hartelijk bedanken voor alle steun en hulp die ik van jullie heb mogen ontvangen en het geduld met mij dat jullie hebben opgebracht. Veel ben ik van huis, met paspoort en al, maar gelukkig is het tegenwoordig vaak zo dat ik dit reisdocument alleen nodig heb om hier op kantoor te komen. Ik hoop dat jullie in de toekomst mede de vruchten van deze benoeming mogen plukken.

De auteur bedankt J. Groeneweg sr en jr en I.M.E. Cleton voor hun grote en onmisbare hulp bij het vertalen van deze rede en British Airways voor de mogelijkheid deze rede grotendeels in alle rust en zaligheid te kunnen schrijven in vlucht BA 008.

- 1 De geschiedenis van de computer gaat terug tot Babbage en zijn assistente Ada, Lady Lovelace, de dochter van de dichter Byron. De praktische ontwikkelingen begonnen met wiskundigen als Turing, Post en Church in de jaren 30 en de door de oorlog geïnspireerde ontwikkelingen in de jaren 40 met wederom Turing en andere als Aiken, Eckert en Mauchly en Von Neumann.
- 2 McCulloch, W.S. & Pitts, W. (1943) A logical calculus of the ideas immanent in neural nets. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5, 115-137.
- 3 Hebb, D.O. (1949) *The Organization of Behaviour*. Wiley, New York.
- 4 Lashley K.S. (1931) Mass action in cerebral function. *Science*, 73, 245-254; (1950) In search of the engram. *Symposium of the Society of Experimental Biology*, 4, 454-482.
- 5 Rosenblatt, F. (1959) Two theorems of statistical separability in the perceptron. *Proceedings of a Symposium on the Mechanization of Thought Processes*. Her Majesty's Stationary Office, London. pp 421-456; Rosenblatt, F. (1962) *Principles of Neurodynamics*. Spartan Books, New York.
- 6 Zie ook Minsky's eigen proefschrift (1954) *Neural nets and the brain model problem*. Princeton University, New Jersey.
- 7 Minsky, M.L. & Papert, S.A. (1969, 1988) *Perceptrons*. M.I.T. Press, Cambridge, Massachusetts.
- 8 Zie ook Lippmann, R.P. (1987) An introduction to computing with neural nets. *IEEE ASSP Magazine*, April 1987, 4-22.
- 9 Dit werk is een onderdeel van wat leidt tot de moderne complexiteitstheorie. Het is nog steeds verbazingwekkend hoeveel mensen de dagelijkse betekenis van gecompliceerd verwarren met de technische definitie van complexiteit. Een algoritme kan er bedrieglijk eenvoudig uitzien, maar niet bestand tegen bijvoorbeeld schaalvergroting. Geen computer is snel of groot genoeg om de 'interessante' varianten van het probleem door te rekenen. Een gecompliceerd algoritme kan niet te onderscheiden zijn van een eenvoudig als we kijken naar de benodigde hoeveelheid rekentijd of geheugen. Het verkondigen van successen met uitsluitend kleine en eenvoudige problemen zou wel eens de ondergang van zowel de kunstmatige intelligentie als de neurale netwerken zouden kunnen betekenen.
- 10 Newell, A. & Simon, H.A. (1972) *Human Problem Solving*. Prentice Hall, New Jersey.
- 11 Newell, A. (1980) Physical symbol systems. *Cognitive Science*, 4, 135-183.
- 12 Morton, J. (1970) A functional model for memory. In D. Norman (Ed.) *Models of Human Memory*. Academic Press, New York.
- 13 Lindsay, P.H. & Norman, D.A. (1972) *Human Information Processing*. Academic Press, New York.
- 14 McClelland, J.L. & Rumelhart, D.E. (1981) An interactive-activation model of context effects in letter perception: Part 1: An account of basic findings. *Psychological Review*, 88, 60-94. ; Rumelhart, D.E. & McClelland, J.L. (1982) An interactive-activation model of context effects in letter perception: The contextual enhancement effect and some tests and extensions of the model. *Psychological Review*, 89, 60-94.
- 15 Rumelhart, D.E. & McClelland, J.L. *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Micro-structure of Cognition*. M.I.T. Press, Cambridge, Massachusetts.
- 16 Rumelhart, D.W., Hinton, G.E. & Williams, R.J. (1986) Learning internal representations by error propagation. In Rumelhart, D.E. & McClelland, J.L. *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Micro-structure of Cognition*. M.I.T. Press, Cambridge, Massachusetts.; Werbos, P. (1975) *Beyond Regression: New tools for prediction and analysis in behavioural sciences*. Ph.D. Thesis, Harvard University, Harvard University, Cambridge, Massachusetts.
- 17 Kohonen, T. (1973) A new model for randomly organised associative memory. *International Journal of Neuroscience*, 5, 27-29.
- 18 Hopfield, J.J. (1982) Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. *Proceedings of the National Academy of Science USA: Vol 79. Biophysics*. 2551-2558.
- 19 Hopfield, J.J. & Tank, D.W. (1986) Computing with neural circuits: A model. *Science*, 233, 625-633.
- 20 Chomsky, A.N. (1957) *Syntactic Structures*. Mouton, The Hague; (1965) *Aspects of the Theory of Syntax*. M.I.T. Press, Cambridge, Massachusetts.
- 21 Fodor, J.A. & Pylyshyn, Z.W. (1988) Connectionism and cognitive architecture: A critical review. *Cognition*, 28, 3-72.

- 22 Hudson, P.T.W. & Phaf, R.H. (1991) Orders of approximation of neural networks to brain structure: Levels, modules and computing power. In O. Simula (Ed) *Proceedings of the International Conference on Artificial Neural Networks - ICANN-91*.
- 23 Phaf, R.H., Van der Heijden, A. & Hudson, P.T.W. (1990) SLAM: A connectionist model for attention in visual selection tasks. *Cognitive Psychology*, 22, 273-341.
- 24 Fodor, J.A. (1983) *The Modularity of Mind*. M.I.T. Press, Cambridge, Massachusetts.
- 25 Hollander, B. (1920) *In Search of the Soul*. E.P. Dutton, New York.
- 26 Mountcastle, V. (1957) Modality and topographic properties of single neurons of cat's somatic sensory cortex. *Journal of Neurophysiology*, 20, 408-434.; (1978) An organizing principle for cerebral function: The unit module and the distributed system. In G.M. Edelman & V.B. Mountcastle (Eds) *The Mindful Brain*. M.I.T. Press, Cambridge, Massachusetts.
- 27 Szentágothai, J. (1975) The 'Module-concept' in cerebral cortex architecture. *Brain Research*, 95, 475-496.
- 28 Nelson, M.E. & Bower, J.M. (1990) Brain maps and parallel computers. *Trends in Neuroscience*, 13, 403-408.
- 29 Broca, P. (1861) Perte de la parole. Ramollissement chronique et destruction partielle du lobe antérieur gauche du cerveau. *Bulletin de la Société d'Anthropologie*. 2.
- 30 Wernicke, C. (1874) *Der Aphasische Symptomencomplex*. Breslau.
- 31 Head, H. (1926) *Aphasia and Kindred Disorders of Speech*. Vols 1 & 2, Cambridge University Press, Cambridge.; Hudson, P.T.W. (1988) Henry Head. In P. Eling (Ed.) *From Gall to Geschwind: Historical Studies in Psycholinguistics*. Korer, Amsterdam.
- 32 Geschwind, N. & Levitsky, W. (1968) Human brain: left-right asymmetries in temporal speech region. *Science*, 161, 186-187.
- 33 Galaburda, A.M., LeMay, M., Kemper, T.L. & Geschwind, N. (1978) Right-left asymmetries in the brain. *Science*, 199, 852-856.
- 34 Dit is strikt genomen niet waar; er zijn een aantal meer algemene effecten, waarschijnlijk veroorzaakt door hormonen die grote delen van de hersenen kunnen beïnvloeden. Deze effecten zijn evenwel langzaam en werken lang door en beïnvloeden drempelwaarden in het algemeen en niet de meer specifieke details van neurale berekeningen.
- 35 Hornik, K. (1991) Approximation capabilities of multilayer feedforward networks. *Neural Networks*, 4, 251-257; Hornik, K., Stinchcombe, M. & White, H. (1989) Multilayer feedforward networks are universal approximators. *Neural Networks*, 2, 359-366.; Levelt, W.J.M. (1990) Are multilayer feedforward networks effectively Turing Machines? *Psychological Research*, 52, 153-157.
- 36 Davis, M. (1958) *Computability and Solvability*. Dover, New York.
- 37 Akerboom, S.P. (1989) *Het Begrijpen en Onthouden van Radioverkeersinformatie*. Proefschrift, R.U. Leiden. Werkgroep Veiligheid.
- 38 Hillis, D. (1988) *The Connection Machine*. M.I.T. Press, Cambridge, Massachusetts.
- 39 Marr, D. (1982) *Vision: A computational investigation into the human representation and processing of visual information*. Freeman, New York.
- 40 MITI maps out the Sixth Generation computer. *Nature*, 345, 279. Japan's quest for the brainy computer. *New Scientist*, 26 January, 1991.
- 41 Treleaven, P.C. (1990) Neurocomputers. *International Journal of Neurocomputing*. 1, 4-31.
- 42 Frietman, E.E.E., van Nifterick, W., Dekker, L. & Jongeling, T.J.M. (1990) Parallel optical interconnects: Implementation of optoelectronics in multiprocessor architectures. *Applied Optics*, 29, 1161-1177.